

論文94-31B-6-9

퍼지 α 컷 집합에 의한 고무 타이어 영상의 문자 윤곽선 추출(Edge Detection of Characters on the Rubber Tire Image Using Fuzzy α -Cut Set)

金景敏*, 朴重祖*, 朴貴泰*

(Kyoung Min Kim, Joong Jo Park and Gwi Tae Park)

要約

영상 처리와 영상 해석 문제에 대한 퍼지 집합 이론의 적용이 본 논문에서 묘사되어지며, 그 실례로 타이어 영상의 문자에 대한 윤곽선 추출 방법을 제안하였다. 일반적으로, 잘 알려진 윤곽선 추출 방법으로는 Sobel, Robert, Prewitt, LoG 등이 있는데, 이 방법들을 타이어 영상내의 돌출 문자 추출에 사용하기에는 부적합하다. 이는 타이어 영상에 본질적으로 내재하는 과도한 잡음 및 애매성에 기인한다. 따라서, 본 논문에서는 램프 사상 함수(ramp mapping function)를 사용하여 타이어 영상을 퍼지 영상으로 변환하고, 이에 퍼지 MIN & MAX 연산자를 적용하여 잡음을 제거함으로써 퍼지 영상을 향상시켰으며, 그 후 이웃 화소간의 소속 함수의 차를 이용하여 문자의 윤곽선 후보들로 구성되는 새로운 퍼지 단일 집합(fuzzy singleton)을 생성하였다. 그리고 이 새로운 소속 함수값에 대해 퍼지 α -컷 집합을 적용하여 윤곽선을 추출하였다. 끝으로 본 논문에서 제안된 알고리즘을 타이어 영상에 적용하여 실험적 결과를 도시하였다.

Abstract

The purpose of this paper is to explore the use of fuzzy set theory for image processing and analysis. As an application example, the fuzzy method of edge detection is proposed to extract the edges of raised characters on tires. In general, Sobel, Prewitt, Robert and LoG filters are used to detect the edge, but it is difficult to detect the edge because of ambiguity of representations, noise and general problems in the interpretation of tire image. Therefore, in this paper, the fuzzy property plane has been extracted from the spatial domain using the ramp-mapping function. And then the ideas of fuzzy MIN and MAX are applied in removing noise and enhancement of the image simultaneously. From the result of MIN and MAX procedure a new fuzzy singleton is generated by extracting the difference between adjacent membership function values. And the edges are extracted by applying fuzzy α -cut set to the fuzzy singleton. Finally, these ideas are applied to the tire images.

I. 서론

* 正會員 高麗大學校 電氣工學科
(Dept. of Electrical Eng. Korea Univ.)
接受日字 : 1993年 9月 3日

컴퓨터 비전은 영상의 전송과 센싱, 잡상 제거, 평
활화 혹은 콘트라스트의 첨예화를 위한 디지털 영상

의 전처리; 물체와 영역(배경)을 분리시키기 위한 영상의 분리; 분리된 영역에 대한 묘사와 인식; 그리고 마지막으로 화상의 해석 등을 포함하는 이론과 알고리즘에 대한 분야이다.^{[1], [2]} 이러한 컴퓨터 비전의 모든 영역에는 그 처리 과정에서 불확실성(uncertainty)이 존재한다. 이러한 불확실성의 원인으로는 센싱이나 전송 과정에 생기는 여러 부류의 잡음의 부가, 계산에 있어서의 부정확성, 표현의 모호함(ambiguity), 클래스 정의에 있어서의 애매성(vagueness) 등이 있는데, 이들은 복잡한 영상을 해석하는데 어려움을 가져다 준다.

지금까지는 컴퓨터 비전에 있어서 불확실성 문제를 다루는데 확률 이론이 주로 수학적 모델로 사용되어 왔다. 그러나 좀 더 최근에는 Dempster-Shafer belief 이론과 퍼지 집합 이론이 영상 처리 분야에 있어 불확실성을 모델링하거나 전개하는데 널리 사용되고 있다.^[3] 그래서 본 논문에서는 영상 처리와 영상 해석 문제에 대해 퍼지 집합 이론의 적용을 기하고자 한다. 즉, 영상내의 영역들이 ill-defined(즉, fuzzy)이면, 명확한 분할을 시도하는 대신 영상의 영역들을 퍼지 부분 집합들로 취급하는 것이 적절하겠 다. 즉, 영상을 퍼지 집합으로 취급하므로서 퍼지 집합 이론을 이용하여 영상 처리를 행할 수 있다.

계조치 영상은 여러 값의 밝기 정도들을 가질 수 있으므로, 화소내에 어떤 애매성을 갖는다. 이는 영상 처리에 퍼지 집합 개념의 적용이 가능한 동기가 된다. 즉, 하나의 영상은 퍼지 단일 집합(singleton) 들로 구성되는 한 배열로 볼 수 있으며, 이들 퍼지 단일 집합 각각이 갖는 소속 함수값은 해당 화소가 어떤 밝기를 갖는 정도(degree)를 나타낸다.^[10]

본 논문에서는 본질적으로 많은 잡음이 내재하는 2차원 타이어 영상에서 돌출 문자의 윤곽선 추출을 하는데 퍼지 집합 개념을 적용하고자 한다. 타이어 영상의 경우 타이어의 문자 부분과 배경 부분이 동일한 재질로 되어 있기 때문에 거의 유사한 계조치 분포를 가지며, 타이어의 기하학적 모양상 그 표면의 조명이 균일하지가 않아 불확실성을 많이 내포한다. 게다가 타이어 영상 자신의 배경상의 잡음 등으로 기존의 방법으로는 돌출 문자의 윤곽선을 추출하기란 쉽지 않다.^[8] 그리하여 본 논문에서는 타이어 영상을 퍼지 영상으로 취급함으로써 불확실성을 쉽게 처리, 해석할 수 있는 장점을 이용하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다.

Ⅱ장에서는 퍼지 집합 이론에 근거하여 퍼지 영상에 대해 정의하고, 소속 함수로 ramp mapping 함수를 이용해 퍼지 단일 집합을 구성한다. Ⅲ, Ⅳ장에

서는 영상의 평활화와 강조 그리고 윤곽선 추출에 있어서 불확실성을 다루기 위한 여러 알고리즘이 소개된다. 평활화 연산을 위해서는 퍼지 MIN & MAX 연산을 행하며 윤곽선 추출을 위해서는 주위 화소와의 차를 이용하여 새로운 퍼지 집합을 구성한다. 그리고, 이 집합에 대해 α -컷 집합을 행하여 윤곽선을 찾아 낸다. V장에서는 위에서 제안된 알고리즘을 실제 타이어 영상에 적용하여 그 타당성을 고찰하고 마지막으로 결론에 대해 언급한다.

Ⅱ. 퍼지 영상과 소속 함수

1. 퍼지 영상의 정의

전체 집합 U내에 유한 개의 support x_1, x_2, \dots, x_n 을 가지는 퍼지 집합 A는 다음과 같이 정의된다.

$$A = \{ \mu_A(x_i), x_i \} \quad i=1,2,\dots,n \quad (1)$$

혹은, 합집합 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$A = \bigcup \mu_A(x_i) / x_i \quad i=1,2,\dots,n \quad (2)$$

여기서, 소속함수 $\mu_A(x_i)$ 는 구간 $[0, 1]$ 의 양수값을 가지며, 사건 x_i 가 집합 A에 소속될 정도를 나타낸다. 이 특성 함수값은 집합 A에서의 퍼지 정도를 반영하는 가중치 계수로 표현될 수 있다.

계조치 영상은 화소가 여러 가지 레벨의 밝기를 가질 수 있으므로, 즉, 화소가 어떤 모호성을 가지므로 영상 처리 문제에 퍼지 집합 개념을 도입할 수 있다. 크기가 $M \times N$ 이고 L-레벨의 계조치를 갖는 영상 X는 퍼지 집합 개념으로 볼 때 퍼지 단일 집합으로 구성되는 하나의 2차원 배열로 볼 수 있다. 이 때 이들 각 퍼지 단일 집합은 어떤 밝기 레벨 l (l 은 $0, 1, \dots, L-1$)에 대해 자신의 밝기 정도를 상대적인 값으로 나타내는 소속 함수값을 가지게 된다. 따라서, 영상 X를 퍼지 집합 개념으로 표현하면 다음 식으로 나타낼 수 있다.^{[4], [9-14]}

$$X = \bigcup_m \bigcup_n \mu_x(x_{mn}) / x_{mn}, \quad m=1,2,\dots,M; n=1,2,\dots,N \quad (3)$$

여기서, x_{mn} 은 영상내의 (m,n)에 위치한 화소의 계조치이고 $\mu_x(x_{mn})$ 은 퍼지 property($0 \leq \mu_x(x_{mn}) \leq 1$)를 나타낸다.

이 때, $\mu_x(x_{mn})$ 은 대상 문제에 따라 어떤 밝기 레벨에 대해 여러 방식으로 정의될 수 있다. 이의 방법으로는 램프 사상 함수(ramp mapping function).

s-함수, π -함수등을 이용할 수 있는데 여기서는 램프 사상 함수를 사용한다.

2. 램프 사상 함수 (Ramp mapping function)

퍼지 집합의 이론은 영상 인식(perceptual vision)의 초기 단계에 관련되는 여러 가지 정보처리 즉 비선형 공간 필터링, 잡음 제거, 윤곽선 추출 등을 실행하기 위해 사용되어 질 수 있다. 영상 처리에 퍼지 집합 이론을 적용하기 위해서는 먼저 0~L-1 사이의 값을 가지는 계조치를 0~1 사이의 값을 가지는 퍼지 단일 집합(fuzzy singleton)으로 변환하여야만 한다. 이러한 각 화소의 계조값을 변환하는 소속 함수로서 여러 방법- s 함수, π 함수 등이 제안되어왔다.⁹⁻¹⁴⁾ 그러나 본 논문에서는 알고리즘의 수행상 가장 간단한 램프 사상 함수를 이용하여 영상의 퍼지 집합을 구성한다.

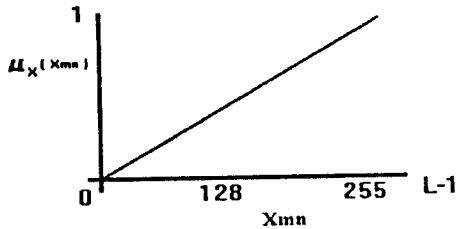


그림 1. 램프 사상 함수
Fig. 1. ramp Mapping Function.

보통 집합 X는 카메라로부터 얻어진 2차원 배열의 계조치 x_{mn} 으로 구성되며 이들 각 계조치는 그림 1의 램프 사상 함수에 의해 식(4)와 같이 퍼지 단일 집합(singleton)으로 변환되어진다.

$$\mu_i(x_{mn}) = R[x_{mn}] \quad (4)$$

여기서 $R [] =$ 램프 사상 함수,

$$x_{mn} \in \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$$

$$\mu_i(x_{mn}) \in \{0, \frac{1}{L-1}, \frac{2}{L-1}, \dots, 1\}$$

여기서 0은 dark, 1은 white를 의미하며, 이렇게 구해진 퍼지 영상은 이후의 영상 처리 과정에서 사용된다.

III. 퍼지 평활화 연산자

전처리 단계는 타이어 영상을 문자 부분과 비문자 부분으로 구분하여 문자 인식 과정에서 손쉽게 처리

할 수 있도록 해주는 과정이다. 일반적으로 인쇄된 문자 영상과 같이 영상이 단지 물체와 배경(two-class image)으로 구성되어지는 경우는 영상의 히스토그램이 bimodal분포를 갖기 때문에 두 극점이 잘 구분되어 임계값을 쉽게 발견할 수 있다. 그러나, 많은 실제적인 문제에서는 인쇄된 문자 영상과는 달리 영상의 히스토그램이 뚜렷한 bimodal형태가 아니고 물체와 배경 모두가 어느 정도 광범위한 계조값의 분포를 가지게 되어 간단하게 두 극점을 분리하기가 쉽지 않다.¹⁷⁾

타이어 영상의 경우, 타이어의 문자 부분과 배경은 동일한 재질로 되어 있기 때문에 거의 유사한 계조치를 가지며, 타이어의 기하학적 모양상 그 표면의 조명이 균일하지가 않다. 게다가 타이어 영상 자신의 배경상의 잡음 등으로 돌출 문자의 윤곽선을 추출하기란 쉽지 않다.¹⁸⁾

먼저, 돌출 문자 부분과 배경의 분할을 좀 더 용이하게 하기 위해 입력 영상에 대해 먼저 평활화 연산을 할 필요가 있다. 일반적으로 영상에 대한 평활화 연산은 잡음을 제거하기 위해 사용되나 평활화 연산은 잡음 제거와 동시에 원화상의 첨예도를 잃어버리는 결점이 있다. 일반적인 평활화 연산자로는 averaging 연산자와 median 연산자 등이 있으나 본 논문에서는 영상의 첨예도를 보존하기 위해 논리적 평활화 연산을 요하는 퍼지 MIN & MAX 연산자를 취한다.^{112) 113)}

이진 집합에 사용되는 많은 수학적 연산자들은 퍼지 집합 이론에서도 유사성을 찾을 수 있다. 본 논문에서는 논리곱(intersection : MIN)과 논리합(union : MAX)이 소개되며, 이를 윤곽선 추출 이전 단계의 퍼지 영상에 적용할 경우 디지털 영상에서의 잡음제거 효과를 가져오며, 또한 계조치 변화에 대해 더 정교한 조건을 규정하도록 함으로써 윤곽선 추출을 용이하게 할 수 있다. 본 논문에서 사용한 퍼지 MIN & MAX 평활화 연산자는 다음과 같다

1. 퍼지 MIN & MAX 연산자

이진 집합에서의 AND와 OR의 부울 대수는 퍼지 집합에서 최소 연산자(MIN)과 최대 연산자(MAX)로 확장되어질 수 있다. 두 퍼지 영상 I_A 와 I_B 의 각 요소들 간의 논리곱과 논리합은 공간 좌표에서 각 화소의 소속 함수값의 최소값과 최대값으로 각각 표현될 수 있다. 즉,

$$\mu_A(x_{mn}) \cap \mu_B(x_{mn}) = \text{MIN}(\mu_A(x_{mn}), \mu_B(x_{mn})) \quad (5)$$

$$\mu_A(x_{mn}) \cup \mu_B(x_{mn}) = \text{MAX}(\mu_A(x_{mn}), \mu_B(x_{mn})) \quad (6)$$

그리고 퍼지 영상 μ_X 에서 각각의 화소에 대한 논리적 보수도 성립하며 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\overline{\mu_X}(x_{mn}) = 1 - \mu_X(x_{mn}) \quad (7)$$

시각 정보 처리(visual information processing)에서는 종종 퍼지 영상 μ_X 내의 국부적 공간 영역에서 논리적 연산이 요구된다. 저레벨 vision에 사용되는 두 개의 중요한 영역 처리는 erosion과 dilation이다. 즉, 퍼지 영상에 대한 erosion 처리는 각각의 국부적 공간 영역에서 그 자신과 주위 화소의 소속 함수값들중 최소값으로 자신의 소속 함수값을 대체하는 것을 의미한다. 수식적으로 공간 좌표 (m,n)에서의 화소에 대한 퍼지 erosion 연산은 다음과 같이 표현된다.

$$\mu_X^E(x_{mn}) = \bigwedge_{ij}^{k \times k} \mu_X(x_{ij}) = \mathbf{MIN}_R(\mu_X(x_{mn})) \quad (8)$$

여기서, $W_{k \times k}$ 는 (m,n)을 중심으로한 (k×k) window 영역이며, \mathbf{MIN}_R 은 영역 R범위내에서 퍼지 erosion 연산에 대한 표기이다.

마찬가지로, 퍼지 영상에 대한 dilation 처리는 (m,n)좌표를 중심으로 (k×k) window 영역안에서 발견되어지는 최대값에 의해 (m,n)좌표 화소의 소속 함수값이 선정되는 것을 의미한다. 퍼지 dilation 연산은 다음과 같다.

$$\mu_X^D(x_{mn}) = \bigvee_{ij}^{k \times k} \mu_X(x_{ij}) = \mathbf{MAX}_R(\mu_X(x_{mn})) \quad (9)$$

여기서, $W_{k \times k}$ 는 (m,n)을 중심으로한 (k×k)영역 window이며, \mathbf{MAX}_R 은 영역 R범위내에서의 퍼지 dilation 연산에 대한 표기이다.

여기에서 $\mu_X^E(x_{mn})$ 및 $\mu_X^D(x_{mn})$ 값은 마스크 크기 R에 의존하며 R이 클수록 영상에 있어 blurring(smoothing)효과는 더 크다. 그리고 본 논문에서는 마스크 R의 크기가 3×3인 window를 사용하였다.

본 논문에서는 퍼지 erosion과 퍼지 dilation을 결합하여 사용함으로써 퍼지 영상 μ_X 에 존재하는 원하지 않는 잡음을 제거하며 다음 장에서 서술되는 윤곽선 추출을 용이하게 한다.

이상의 퍼지 MIN & MAX 평활화 연산은 고립 점을 제거할 뿐 만 아니라, 문자 영역과 배경 영역내의 각 소속 함수값의 분포를 균등하게 존재하게끔 해주는 역할을 한다. 그림 2는 에지 영상에 대한 profile을 나타낸 것이며, 에지 부분에 대한 MIN & MAX 평활화 연산의 효과를 보여 준다. 일반적

인 평활화 연산자의 단점인 화상의 침예도를 잃어버리는 문제가 다소 포함되긴 하지만 타이어 영상에 있어서는 별로 문제가 되지 않는다. 왜냐하면, 윤곽선 추출을 위한 본 알고리즘의 목적은 배경에 대한 돌출 문자 부분의 명확한 구별을 위해 각 영역의 소속 함수값의 분포를 균등하게 하여 윤곽선 추출을 용이하게 하기 위함이기 때문이다. 다음 장에서는 이러한 퍼지 MIN & MAX 연산을 취한 영상에 대해 인접 소속 함수값의 차이를 이용해 윤곽선 후보를 만들고 퍼지 α -컷 집합 개념을 이용하여 윤곽선을 추출하는 방법을 서술한다.

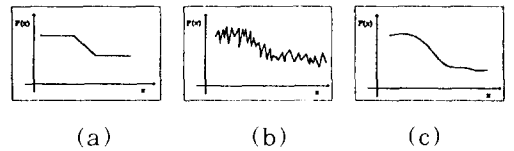


그림 2. 에지 영상에 대한 MIN& MAX평활화 연산의 효과

- (a) 이상적인 에지영상
- (b) 실제 에지 영상
- (c) 평활화된 에지 영상

Fig. 2. The effect of MIN & MAX operation on the edge image (a) Ideal edge (b) Actual edge (c) Smoothed edge .

IV. α -컷 집합에 의한 윤곽선 추출

본 장에서는 MIN & MAX 평활화 연산을 취한 퍼지 영상에서 각 화소의 8근방에 대해 소속 함수값의 편차를 구하고, 그 중 최대값을 취함으로써 새로운 퍼지 영상을 생성한다. 이때, 이 생성된 영상의 각 소속 함수값은 그 화소가 에지일 가능성을 나타내게 된다. 본 장에서는 이러한 편차를 이용한 새로운 소속 함수값 구성과 퍼지 α -컷 집합의 이용에 대해 서술한다.

1. 편차를 이용한 새로운 소속 함수값 선정

α -컷 집합을 적용하기 위한 퍼지 집합은 앞에서 언급한 것 같이 다음과 같이 구성한다. 즉, 전체 집합 X내의 원소중에서 윤곽선일 가능성을 조금이라도 포함하고 있는 원소들로 이루어지는 집합 D를 새로이 구성한다.

$$X \Rightarrow D \quad (10)$$

$$\text{여기서, } X = \cup \cup \mu_x(x_{mn}) / x_{mn} \quad (11)$$

$$D = \cup \cup \mu_D(x_{mn}) / x_{mn} \quad (12)$$

$$m = 1, 2, \dots, M ; n = 1, 2, \dots, N$$

본 논문에서 퍼지 집합 D 의 support는 8 근방 이웃 화소에 있는 퍼지 소속 함수값과의 편차를 이용하여 구해진다. 이는 문자 부분과 배경 부분과의 퍼지 소속 함수값 편차를 이용하는 것이며, 이 이웃 화소와의 편차는 바로 윤곽선 가능성을 나타내는 소속 함수값(지표)이 된다.^{[1] [2]}

윤곽선의 가능성을 나타내는 소속 함수값은 각각의 방향에 대해 다른 값을 가지므로 이를 각각의 방향 성분 에 대해 퍼지 max연산을 행함으로써 가능성이 가장 큰 편차를 새로운 퍼지 소속 함수값으로 선정한다. 이렇게 새로 구성된 소속 함수값은 바로 그 자체가 윤곽선일 가능성을 나타내는 지표가 되며, 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{i,1}(x_{mn}) &= (\mu_{D0^\circ} \cup \mu_{D45^\circ} \cup \mu_{D90^\circ} \cup \mu_{D135^\circ}) \\ &= \max[\mu_{D0^\circ}, \mu_{D45^\circ}, \mu_{D90^\circ}, \mu_{D135^\circ}] \end{aligned} \quad (13)$$

여기서

$$\begin{aligned} \mu_{D0^\circ} &= \{\mu_x^E(x_{m+k,n}) - \mu_x^E(x_{m,n})\} - \{\mu_x^E(x_{m,n}) - \mu_x^E(x_{m-1,n})\} + \beta \\ \mu_{D45^\circ} &= \{\mu_x^E(x_{m+k,n-k}) - \mu_x^E(x_{m,n})\} - \{\mu_x^E(x_{m,n}) - \mu_x^E(x_{m-k,n+k})\} + \beta \\ \mu_{D90^\circ} &= \{\mu_x^E(x_{m,n+k}) - \mu_x^E(x_{m,n})\} - \{\mu_x^E(x_{m,n}) - \mu_x^E(x_{m,n-k})\} + \beta \\ \mu_{D135^\circ} &= \{\mu_x^E(x_{m+k,n+k}) - \mu_x^E(x_{m,n})\} - \{\mu_x^E(x_{m,n}) - \mu_x^E(x_{m-k,n-k})\} + \beta \end{aligned}$$

이때 $\mu_{i,1}(x_{mn})$ 의 크기는 $0 \leq \mu_{i,1}(x_{mn}) \leq 1$ 이 되며, β 는 정규화를 위한 보상 인자를 나타낸다.

또한, 윤곽선의 가능성을 나타내는 새로운 소속 함수값을 구성함에 있어, 각 방향에 대한 이웃 화소 간격 k 는 윤곽선 두께에 영향을 받는 요소로 연속 함수에서의 샘플링 간격과 동일하며 입력 영상의 특성에 따라 임의로 선택할 수 있는 인자이다.

2. 퍼지 α -컷 집합

α -컷(α -cut) 집합이란 퍼지 집합에 포함된 원소들 중에서 일정한 가능성(소속 함수값)이상 포함된 원소들로만 구성된 보통 집합(crisp set)이다. 즉, 퍼지 집합 D 에서 소속 정도가 α 이상인 원소들을 모은 보통 집합이며 수식으로 표현하면 다음과 같다.^{[5] [6]}

$$D_\alpha = \{x_{mn} \in D \mid \mu_D(x_{mn}) \geq \alpha\} \quad (14)$$

이 때, α 는 $0 \leq \alpha \leq 1$ 의 값을 가지며 임의로 선택할 수 있다. 예를 들어 퍼지 집합의 분포가 그림 3(a)와 같이 도시된다면 윤곽선 가능성값을 α 로 할 경우 α -컷 집합은 그림 3(b)와 같이 되며, 보다 더 작은 α' 로 할 경우 α' -컷 집합은 그림 3(c)와 같이 된다. 이 $\alpha(\alpha')$ -컷 집합의 결과는 0과 1, 즉 배경과 문

자를 의미하는 보통집합이 되는 것을 알 수 있다. 다시 말해 위의 식(13)과 같이 새로 구성된 퍼지 소속 함수값에 대해 α -컷 집합을 취함으로써 이웃 화소와 퍼지 소속 함수값의 편차가 큰 화소를 윤곽선이라고 가정하여 보통 집합(crisp set)의 값으로 선정한다. 위의 식 (14)에서 보면, 새로운 퍼지 소속 함수값 $\mu_D(x_{mn})$ 에 대한 타이어 영상의 윤곽선 추출 결정은 α 값에 의존하며, α 값은 일반적인 윤곽선 추출 방법에서의 임계치에 해당함을 알 수 있다. 일반적으로 윤곽선 추출 알고리즘은 영상에 의존하는 경향이 있으므로, 본 논문에서 제안된 알고리즘 또한 타이어 영상의 특성을 고려하여 이에 가장 적합하도록 제시하였다. 그러므로 본 논문에서의 α 값은 인식 대상과 환경이 미리 인지된 요소이기 때문에 일정한 값으로 쉽게 선정할 수 있다.

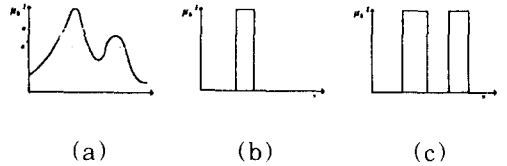


그림 3. 퍼지 α -컷 집합 (a) $\Lambda\alpha$ 퍼지 집합 (b) $\Lambda\alpha$ α -컷 집합 (c) $\Lambda\alpha'$ α' -컷 집합
Fig. 3. Fuzzy α -cut set (a) $\Lambda\alpha$ Fuzzy Set (b) $\Lambda\alpha$ α -cut Set (c) $\Lambda\alpha'$ α' -cut Set.

V. 실험 및 고찰

지금까지 살펴본 내용을 전체적으로 살펴 보면 그림 4의 순서도와 같다. 그리고 본 연구의 타당성을 고찰하기 위해 그림 4와 같은 순서로 컴퓨터 시뮬레이션을 시행하였다. 입력 영상과 영상 처리 장치로는 IBM-PC 486과 라인 스캔 카메라를 사용하였다. 일반 CCD카메라를 사용할 경우에는 타이어 영상이 조명에 매우 민감하며, 또 타이어의 문자 부분이 폭면을 따라 원형으로 형성되므로 문자 부분을 파악하는 제약점이 존재하게 된다. 그리고, 실험에 사용된 영상은 512×128 , 256 계조치를 가지는 타이어 영상이다.

먼저, 라인 스캐너로 입력된 계조치 영상 X 에 대해 램프 사상 함수를 사용하여 퍼지 영상 μ_X 를 생성한다. 이 퍼지 영상 μ_X 전체에 대해 III장에서 언급한 식(8)를 이용하여 퍼지 연산을 행하며, 그 결과

얻어진 퍼지 영상에 다시 식(9)을 이용하여 퍼지 연산을 행함으로써 퍼지 영상의 평활화를 수행한다. 그 후, 평활화된 영상에 대해 이웃 화소간의 편차를 이용하여 타이어 영상의 윤곽선일 가능성을 나타내는 새로운 소속함수값을 구성하고, 이에 퍼지 α -컷을 행하여 이치화된 에지 영상을 구하였다. 그리고 새로운 소속 함수값의 구성에 있어 식(13)의 k 값을 따른 결과 영상을 비교하기 위해 k 값을 각각 1과 2로 선정하여 그 실험 결과를 비교하여 도시하였다. [그림 12, 13 참조]

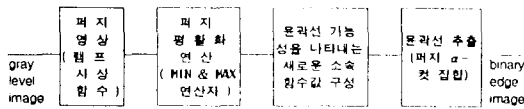


그림 4. 윤곽선 추출을 위해 제안된 퍼지 알고리즘 순서도

Fig. 4. Proposed fuzzy algorithm flow chart for edge detection.

그림 5는 타이어의 원 영상을 나타내며, 그림 6 - 9는 기존의 몇 가지 일반적인 윤곽선 추출 알고리즘을 각각 적용한 결과 영상이다. 이 결과 영상들은 적절한 임계값을 주어 이치화하였으며, 그 중 비교하여 양호한 것을 도시하였다. 그림 6 - 9의 결과 영상에서 볼 수 있듯이 일반적인 윤곽선 추출 알고리즘을 적용한 영상은 영상의 문자 부분이 여러 겹으로 검출되거나, 잡음에 민감하여 타이어 영상의 문자부분을 명확히 추출하기 위한 알고리즘으로는 부적절함을 알 수 있다. 반면에 그림 10 - 13은 퍼지 집합 이론을 도입하여 타이어 영상에 본 논문의 알고리즘을 적용한 결과 영상들을 도시하였다. 먼저, 그림 10은 퍼지 MIN & MAX 평활화 연산을 행하지 않고, 단지 퍼지 영상에 IV 장에서 제안된 윤곽선의 가능성을 나타내는 새로운 소속 함수값을 구성하여 퍼지 α -컷 집합을 적용한 결과 영상이다. 그림에서 볼 수 있듯이 일반적인 윤곽선 추출 방법에 의한 결과보다는 문자 윤곽선의 추출이 양호하나 평활화가 되지 않아 잡음 성분이 많이 존재하며, 윤곽선의 허상이 존재하는 것을 볼 수 있다. 그림 11은 본 논문에서 제안된 방법에 따라 차례로 시행한 결과이다. 즉, MIN & MAX 평활화 연산 후에, 윤곽선의 가능성을 나타내는 소속 함수값을 구성하여 퍼지 α -컷 집합을 적용한

영상이다. 그림 11의 결과 영상에서 볼 수 있듯이 일반적인 윤곽선 추출 방법에 의한 것보다 훨씬 양호하게 윤곽선이 추출되는 것을 볼 수 있으며, 잡음이 거의 존재하지 않음을 알 수 있다. 그리고 그림 12와 그림 13은 IV 장에서 언급되어진 새로운 퍼지 소속 함수값을 구성할 때 사용되는 이웃 화소와의 간격 (sampling) 즉, k 값을 1과 2로 선정했을 경우를 비교하여 도시하였다.



(a)



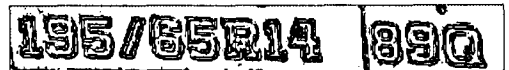
(b)



(c)

그림 5. 타이어 영상

Fig. 5. Original tire image.



(a)



(b)



(c)

그림 6. Robert 연산자를 취한 에지 영상

Fig. 6. Edge image by Robert operator.



(a)

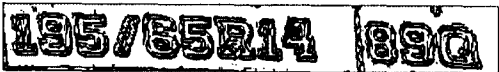


(b)



(c)

그림 7. Sobel 연산자를 취한 에지 영상
Fig. 7. Edge image by Sobel operator.



(a)



(b)



(c)

그림 8. Prewitt 연산자를 취한 에지 영상
Fig. 8. Edge image by Prewitt operator.



(a)



(b)



(c)

그림 9. LoG 연산자를 취한 에지 영상
Fig. 9. Edge image by LoG operator.



(a)

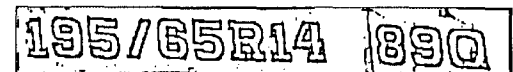


(b)



(c)

그림 10. 제안된 연산자를 사용한 에지 영상
(평활화 연산을 하지 않은 경우)
Fig. 10. Edge image by the proposed fuzzy method.
(without Min & Max smoothing operation)



(a)



(b)



(c)

그림 11. 제안된 연산자를 사용한 에지 영상
(평활화 연산을 취한 경우)
Fig. 11. Edge image by the proposed fuzzy method.
(with Min & Max smoothing operation)



(a)



(b)



(c)

그림 12. 제안된 윤곽선 추출 알고리즘($k=1$ 일 경우)
Fig. 12. Edge image by the proposed fuzzy method($k=1$).



(a)



(b)



(c)

그림 13. 제안된 윤곽선 추출 알고리즘($k=2$ 일 경우)
Fig. 13. Edge image by the proposed fuzzy method($k=2$).

VI. 결론

본 논문에서는 타이어 영상의 문자 윤곽선 추출 방법에 대해 제안하였다. 일반적인 윤곽선 추출 방법은 II장에서 언급한 것 같이 타이어 영상의 여러 특성때문에 잘 동작하지 않음을 알 수 있었다. 따라서 본 논문에서는 퍼지 집합 이론을 도입하였으며, 타이어

영상에 대하여 퍼지 방법에 의한 윤곽선 추출 방법을 제안하였다. 먼저, 타이어 영상을 퍼지 영상으로 변환하였으며, 비선형 논리 연산자인 퍼지 MIN & MAX 연산자를 통하여 잡상 제거와 영상의 enhancement를 수행하였다. 그 결과 영상에 대해 이웃 화소 간의 소속 함수값의 편차를 이용하여, 그 결과의 소속 함수값이 윤곽선에 대한 가능성을 나타내도록 하는 새로운 소속 함수값을 구성하였다. 그리고 이 새로운 퍼지 집합에 대해 퍼지 α -컷 집합 개념을 이용하여 윤곽선을 추출하였다.

실험 결과에서 나타나듯이 기존의 방법에 의한 윤곽선 추출 결과보다는 퍼지 집합 이론을 도입함으로써 훨씬 용이하게 윤곽선을 추출할 수 있음을 알 수 있다. 퍼지 α -컷 집합을 적용함에 있어 α 값의 선정은 타이어 영상에 대한 인지 요소로 같은 환경에서는 거의 일정하나, 일반적인 예지 추출 방법과 마찬가지로 명확한 수학적인 도출에는 어려움이 존재하였으며, 이 부분이 앞으로의 연구 과제이며 퍼지 집합 이론을 이용한 문자 인식도 앞으로의 연구 과제이다.

參考文獻

- [1] Gonzales and Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley.
- [2] Jain, "Fundamental of Digital Image Processing" Prentice Hall.
- [3] J. Wootton, J. Keller, C. Carpenter, and G. Hobson, "A multiple hypothesis ruled-based automatic target recognizer", Pattern Recognition, Lecture Note in Computer Vision, Vol. 301, 1988, pp.315-324.
- [4] Azriel Rosenfeld, "Fuzzy Digital Topology", Inform. Control, vol. 40, no.1, pp.76-87, Jan., 1979.
- [5] Kanfmann, A. Introduction to the theory of Fuzzy Subsets Vol. I : Fundamental Theoretical Elements, Academic Press, Inc, 41 - 69, 1975.
- [6] Klir, G. J and Folger, T. A. Fuzzy sets, Uncertainty and Information, Prentice Hall : New Jersey, 355p, 1988.
- [7] P. K. Sahoo, S. Solton, A. K. C. Wong and Y. C. Chen, "A Survey of Thresholding Techniques" Computer

Vision, Graphics and Image Processing 41, pp.233-260, 1988.

- [8] M. Dehesa, E. v. Hinuber et al "Configuration of Systems for Recognition of Raised Characters using Knowledge-Based Techniques". *Signal Processing V Theories and Applications*, pp. 1743-1746, 1990.
- [9] S. K. Pal and R. A. Kmg, "On edge detection of X-ray image using fuzzy sets", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.5, No1, pp. 69 - 77, Jan, 1983.
- [10] S. K. Pal and R. A. King, "Image enhancement using smoothing with fuzzy sets", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics* Vol.11, No. 7, pp 494 - 501, Jul, 1981.
- [11] S. K. Pal, R. A. King and A. A. Hashim, "Automatic grey level thresholding through index of fuzz-iness and entropy" *Pattern Recognition Letters*, Vol. 1, pp 141 - 146, Mar, 1983.
- [12] Y. Nakagowa and A. Rosenfeld, "A note on the use of local max and min operations in digital picture processing", *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-8, pp.632-635, 1978.
- [13] V. Goetcherian, "From binary to gray tone image processing using fuzzy logic concepts", *Pattern Recognition*, vol.12, pp.7-15, 1980.
- [14] S. K. Pal, "A measure of edge ambiguity using fuzzy sets", *Pattern Recognition Letter*, vol. 3, pp.205-209, 1984.
- [15] S. K. Pal, A. Rosenfeld, "Image enhancement and thresholding by optimization of fuzzy compactness", *Patteern Recognition Letter*, vol. 7, pp. 77-86, Feb., 1988.

著者紹介



朴貴泰(正會員)

1947年 10月 25日生. 1975年 고려대 공대 전기공학과 졸업. 1981年 동대학원 졸업(공학박사) 1984年 ~ 5年 미국 일리노이대학 객원연구원. 현재 고려대 공대 전기공학과 교수. 주관심 분야는 디

지탈 서보 제어기서계, 퍼지 제어 및 신경망 제어, 컴퓨터 비전 및 시스템 설계, 현대제어이론 등임.



朴重祖(正會員)

1957年 3月 21日生. 1981年 2月 고려대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1983年 2月 고려대학교 전기공학과 대학원 졸업(공학석사). 1991年 ~ 현재 고려대학교 전기공학과 박사 과정. 주관심 분야는

영상 처리, 패턴 인식, 퍼지 및 신경망 응용 등임.

 著 者 紹 介



金 景 敏(正會員)

1966年 6月 12日生. 1988年 2月
고려대학교 전기공학과 졸업(공학
사). 1991年 2月 고려대학교 전기
공학과 대학원 졸업(공학석사).
1992年 ~ 현재 고려대학교 전기
공학과 박사 과정. 주관심 분야는
영상 처리, 퍼지 및 신경망 응용, Visual feedback
Control 등임.